

PENDEKATAN ROBUST REGRESSION UNTUK PENGENALAN WAJAH DENGAN HISTOGRAM REMAPPING DISTRIBUSI NORMAL PADA TAHAP PRA-PEMROSESAN MENGGUNAKAN CMU-PIE FACE DATABASE

Budi Nugroho ¹⁾, Febriliyan Samopa ²⁾

¹⁾ Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya

²⁾ Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya
Email: ¹⁾ budinug80@yahoo.com, ²⁾ iyan@is.its.ac.id

Abstrak. Dalam paradigma pengenalan wajah, variasi iluminasi dianggap sebagai salah satu masalah utama terkait dengan kehandalan (robustness). Banyak pendekatan yang dikembangkan untuk memecahkan masalah ini, salah satunya adalah Robust Regression, yang menunjukkan hasil lebih baik dibandingkan dengan sejumlah pendekatan lainnya. Pada tahap pra pemrosesan, pendekatan ini menggunakan histogram equalization (histogram remapping dengan distribusi uniform), sebagaimana umum digunakan pada banyak pendekatan pengenalan wajah. Terkait dengan histogram equalization, dalam sebuah penelitian lain yang menguji berbagai teknik Histogram Remapping pada pendekatan LDA (Linear Discriminant Analysis), disimpulkan bahwa penggunaan histogram remapping dengan distribusi non-uniform lebih sesuai untuk pengenalan wajah dibandingkan dengan histogram equalization. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan penggunaan histogram remapping dengan salah satu jenis distribusi non-uniform, yaitu distribusi normal, yang menggantikan histogram equalization pada tahap pra pemrosesan dalam pendekatan Robust Regression. Hasil uji coba yang dilakukan pada CMU-PIE Face Database menunjukkan bahwa penggunaan histogram remapping dengan distribusi normal pada metode yang diusulkan menghasilkan tingkat akurasi lebih tinggi daripada metode sebelumnya. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan melakukan uji coba pada basisdata citra lain sebagai pembanding hasil penelitian ini. Selain itu, bisa diteliti lebih lanjut juga mengenai penggunaan histogram remapping dengan distribusi non-uniform lain pada pendekatan Robust Regression, sehingga nantinya dapat diketahui distribusi non-uniform apa saja yang dapat digunakan dalam histogram remapping untuk menghasilkan kinerja pendekatan Robust Regression pada pengenalan wajah yang lebih baik.

Kata Kunci: *Pengenalan Wajah, Normalisasi Iluminasi, Robust Regression, Histogram Equalization, Histogram Remapping, Distribusi Normal.*

Diantara berbagai macam teknik untuk mengenali identitas seseorang berdasarkan biometrik, seperti pengenalan sidik jari, telapak tangan, iris, retina, telinga, suara, atau perilaku, karakteristik sistem pengenalan wajah memiliki banyak kelebihan dibandingkan dengan yang lainnya, diantaranya adalah pengenalan wajah dapat dilakukan tanpa memerlukan adanya peran aktif seseorang. Hal ini terutama sangat bermanfaat untuk kepentingan keamanan dan pengawasan. Selain itu, kebutuhan untuk mendapatkan data (citra wajah) relatif lebih mudah diperoleh dengan kamera, meskipun dengan tipe yang sederhana dan harga yang murah (Jain dkk, 2002).

Pada pengenalan wajah, faktor-faktor yang menyebabkan adanya variasi citra wajah bisa dikategorikan menjadi 2, yaitu intrinsik dan ekstrinsik (Gong dkk, 2000). Faktor intrinsik berkaitan dengan ciri fisik dari wajah. Sedangkan faktor ekstrinsik berkaitan dengan perubahan citra wajah karena adanya interaksi antara cahaya dengan wajah.

Menurut Abate dkk (2007), variasi iluminasi dianggap sebagai salah satu masalah utama terkait dengan kehandalan. Bahkan menurut Hu (2011), variasi iluminasi lebih berpengaruh pada pengenalan wajah dibandingkan dengan variasi lainnya, misalnya posisi atau ekspresi. Masalah ini belum sepenuhnya terpecahkan dalam sistem

pengenalan wajah, terutama pada kondisi pencahayaan yang kompleks (Makwana dkk, 2011). Banyak pendekatan yang telah dikembangkan untuk memecahkan masalah ini, salah satunya adalah *Robust Regression* (Naseem dkk, 2012). Pendekatan ini merupakan pengembangan lanjut dari pendekatan Regresi Linier (*Robust Linear Regression Classification / RLRC*) yang telah diteliti sebelumnya oleh Naseem dkk (2009, 2010) untuk memecahkan masalah pengenalan wajah pada keadaan variasi iluminasi. Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan menggunakan beberapa basisdata citra standar, pendekatan *Robust Regression* memperlihatkan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Sejumlah hasil uji coba memperlihatkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan banyak pendekatan lain.

Pada tahap pra pemrosesan, metode *Robust Regression* menggunakan *histogram equalization*. *Histogram equalization* sendiri merupakan salah satu teknik *Histogram Remapping (Histogram Specification)* yang paling sering digunakan saat ini untuk melakukan normalisasi pada citra wajah, sehingga meningkatkan kontras dan mengurangi variasi citra wajah akibat pengaruh variasi iluminasi. Penggunaan teknik ini diharapkan dapat meningkatkan kinerja pendekatan pengenalan wajah (Hu, 2011).

Berkaitan dengan teknik *histogram remapping* yang digunakan pada tahap pra pemrosesan pengenalan wajah, berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Struc dkk (2009) melalui pengujian terhadap beberapa teknik *histogram remapping* sebagai tahap pra pemrosesan pada pendekatan LDA / *Linear Discriminant Analysis* (Belhumeur dkk, 1997), diperoleh kesimpulan bahwa penggunaan *histogram remapping* dengan distribusi non-uniform lebih sesuai untuk pengenalan wajah daripada *histogram remapping* dengan distribusi uniform, sebagaimana yang digunakan pada *histogram equalization*. Sedangkan diantara beberapa model distribusi non-uniform dalam teknik *histogram remapping* sendiri yang telah dilakukan uji empiris oleh Struc dkk (2009) tersebut, yaitu distribusi normal, distribusi lognormal dan distribusi eksponensial, diperoleh kesimpulan bahwa hasil yang terbaik adalah penggunaan distribusi lognormal.

Berdasarkan kesimpulan Struc dkk (2009) tersebut, maka pada penelitian ini diusulkan mengenai penggunaan *histogram remapping* dengan distribusi non-uniform, untuk menggantikan *histogram equalization*, pada tahap pra pemrosesan dalam pendekatan *Robust Regression*. Pada penelitian ini, distribusi yang digunakan pada *histogram remapping* adalah distribusi normal. Secara teoritis, dengan diketahui bahwa teknik *histogram remapping* yang menggunakan distribusi non-uniform lebih memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan *histogram equalization*, maka bisa diperoleh hipotesis bahwa penggunaannya pada *Robust Regression* bisa memberikan tingkat akurasi yang lebih baik pula. Tetapi, hipotesis ini perlu diuji secara empiris sebagaimana dilakukan dalam penelitian ini.

PENDEKATAN ROBUST REGRESSION

Sebuah citra wajah keabuan berukuran $a \times b$ dapat direpresentasikan sebagai sebuah vektor berdimensi ab pada ruang citra. Umumnya, pada sistem pengenalan wajah, citra wajah akan diekstraksi cirinya dan direpresentasikan menjadi vektor berdimensi kecil pada ruang wajah. Vektor berdimensi kecil tersebut harus mampu merepresentasikan wajah setiap subyek dengan baik. Dua citra wajah yang berbeda dari satu orang yang sama harus mampu dikenali sebagai satu kelas yang sama (Naseem dkk, 2012).

Dalam pendekatan *Robust Regression*, dikemukakan mengenai pengenalan ciri wajah yang tidak biasa dilakukan, dimana berbagai citra wajah dilakukan proses *downsample*, yaitu teknik pengambilan *sample* data dari vektor citra untuk mendapatkan vektor berdimensi lebih rendah. Melalui proses *downsample* ini ternyata bisa memberikan hasil akurasi pengenalan wajah yang sama baiknya. Sehingga, penentuan ruang ciri wajah yang selama ini umum dilakukan dalam banyak pendekatan pengenalan wajah tidak lagi menjadi hal penting. Permasalahannya adalah dimensionalitas dari ruang ciri wajah dan desain dari mesin pengklasifikasinya (*classifier*).

Pada tahap *training* citra wajah dari pendekatan *Robust Regression*, sebuah *classifier / predictor* dihasilkan untuk masing-masing kelas. Dimulai dengan tahap pra

pemrosesan, semua citra wajah berukuran $a \times b$ yang akan digunakan sebagai data *training* dilakukan normalisasi iluminasi menggunakan *histogram equalization*. Kemudian setiap citra wajah untuk kelas i yang ke- m dibaca sebagai matriks $a \times b$ dan diubah menjadi vektor $u(i,m)$ berukuran ab . Vektor $u(i,m)$ ini selanjutnya dilakukan proses *downsample* menjadi vektor $w(i,m)$ yang berdimensi lebih kecil dan dinormalisasi sehingga nilai maksimumnya 1. Untuk setiap kelas i , vektor $w(i,m)$ digabungkan menjadi vektor $X(i)$ sebagaimana berikut:

$$X(i) = [w(i,1) \ w(i,2) \ \dots \ w(i,p(i))] \quad (1)$$

dimana $p(i)$ adalah jumlah data *training* untuk kelas i . Vektor $X(i)$ ini sebagai *predictor* nantinya.

Pada tahap *testing*, data uji akan diklasifikasikan ke dalam salah satu kelas menggunakan *predictor* ini. Sebagaimana data *training*, citra wajah berukuran $a \times b$ yang akan digunakan sebagai data *testing* juga dilakukan normalisasi iluminasi menggunakan *histogram equalization* pada tahap pra pemrosesan. Setiap citra wajah diubah menjadi vektor y dan dilakukan proses *downsample* menjadi vektor yang berdimensi lebih kecil. Selanjutnya dilakukan proses normalisasi vektor sehingga nilai maksimumnya 1. Untuk setiap kelas i , dilakukan estimasi nilai $\beta(i)$ menggunakan metode *robust huber estimation* dan diprediksikan vektor responnya sebagaimana ditunjukkan oleh persamaan berikut:

$$Y_{pred}(i) = X(i) * \beta(i) \quad (2)$$

Untuk setiap kelas i dihitung jarak antara y dengan $y_{pred}(i)$:

$$d(i) = \|y - y_{pred}(i)\|_2 \quad (3)$$

Kemudian dilakukan prediksi kelas y menggunakan hasil estimasi Huber dengan jarak terkecil:

$$\arg \min_i (d(i)) \quad (4)$$

Langkah ini bertujuan untuk menghasilkan kelas prediksi bagi citra *testing*, sesuai dengan jarak terkecil antara vektor citra *testing* dengan vektor prediksi kelas tertentu.

TAHAP PRA PEMROSESAN

Tahap pra pemrosesan memiliki peran sangat penting dalam pendekatan pengenalan wajah, yang memberikan pengaruh besar pada

kinerja dan kehandalan proses pengenalan wajah (Struc dkk, 2009). Teknik ini memastikan bahwa faktor pengaruh iluminasi pada saat akuisisi citra wajah tidak mempengaruhi proses ekstraksi ciri wajah.

Banyak pendekatan normalisasi iluminasi terhadap citra wajah yang dikembangkan oleh para peneliti untuk mengatasi masalah pengenalan wajah yang sangat rentan terhadap variasi iluminasi, misalnya *Multi Scale Retinex / MSR* (Jobson dkk, 1997), *Anisotropic Smoothing* (Kim dkk, 2008), *Wavelet Transform* (Hu, 2011), dan sebagainya. Salah satu pendekatan yang paling sering digunakan saat ini adalah *Histogram Equalization* (Struc dkk, 2009). Pendekatan ini memetakan nilai intensitas piksel dari distribusi asalnya ke distribusi uniform, sehingga meningkatkan kontras citra dan mengurangi variasi iluminasi pada citra wajah.

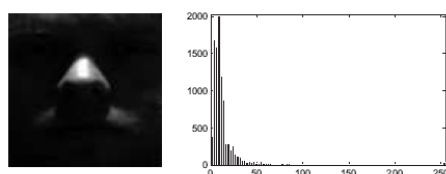
Pada penelitian yang dilakukan oleh Struc dkk (2009), yang melakukan perbandingan terhadap penggunaan sejumlah distribusi data (distribusi uniform, normal, lognormal dan eksponensial) pada teknik *histogram remapping* sebagai tahap pra pemrosesan pengenalan wajah, melalui pengujian terhadap beberapa teknik *histogram remapping* pada pendekatan *Linear Discriminant Analysis* (LDA), diperoleh kesimpulan bahwa penggunaan *histogram remapping* dengan distribusi non-uniform lebih sesuai untuk pengenalan wajah daripada *histogram remapping* dengan distribusi uniform (*Histogram Equalization*). Sedangkan diantara beberapa model distribusi non-uniform dalam teknik *histogram remapping* sendiri yang telah dilakukan uji empiris oleh Struc dkk (2009) tersebut, yaitu distribusi normal, lognormal dan eksponensial, diperoleh kesimpulan bahwa hasil yang terbaik dan paling konsisten adalah penggunaan distribusi lognormal.

Histogram Equalization

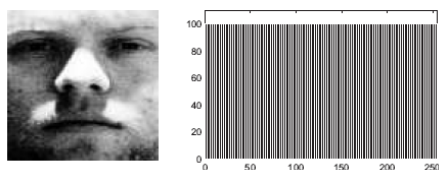
Pada *histogram equalization*, distribusi nilai intensitas piksel pada citra $I(x,y)$ ditransformasikan ke dalam distribusi uniform, sehingga akan meningkatkan kontras citra. Teknik ini dilakukan dengan cara mendistribusikan sejumlah nilai intensitas piksel yang paling tinggi ke intensitas piksel lain yang lebih rendah.

Banyak pendekatan pengenalan wajah pada tahap pra pemrosesan menggunakan teknik

histogram equalization sebagai teknik normalisasi iluminasi pada citra untuk meningkatkan kontras citra, sehingga tingkat akurasi pengenalan wajah menjadi lebih baik dibandingkan dengan citra wajah yang tidak dilakukan proses normalisasi iluminasi sebelumnya. Gambar 1 dan gambar 2 menunjukkan transformasi citra asal menjadi citra baru setelah dilakukan proses *histogram equalization*. Sebagaimana terlihat pada kedua gambar tersebut, tingkat kontras citra setelah dilakukan proses *histogram equalization* mengalami peningkatan. Kemampuan untuk meningkatkan kontras citra wajah inilah yang menjadikan *histogram equalization* menjadi salah satu teknik pra pemrosesan pada pengenalan wajah yang paling sering digunakan.



Gambar 1. Contoh citra asal dan Histogramnya (Struc dkk, 2009)



Gambar 2. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses *histogram equalization* (Struc dkk, 2009)

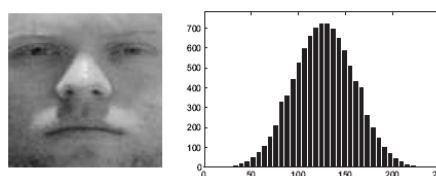
Histogram Remapping dengan Distribusi Normal

Selain bentuk transformasi ke distribusi uniform, sebenarnya bisa juga menggunakan distribusi non-uniform (Struc dkk, 2009). Teknik *histogram remapping* dengan Distribusi Non-Uniform mentransformasikan distribusi nilai intensitas piksel pada citra $I(x,y)$ ke dalam distribusi non-uniform. Teknik ini dilakukan dengan cara mendistribusikan sejumlah nilai intensitas piksel ke intensitas piksel yang menggunakan bentuk histogram baru yang ditentukan.

Pada pendekatan yang diusulkan, tahap pra pemrosesan dari robust regression menggunakan teknik histogram remapping dengan distribusi normal, salah satu bentuk

non-uniform, sebagai teknik normalisasi iluminasi pada citra untuk meningkatkan kontras citra wajah, sehingga akurasi pengenalan wajah menjadi lebih baik dibandingkan dengan citra wajah yang tidak dilakukan normalisasi iluminasi sebelumnya.

Gambar 3 menunjukkan transformasi citra asal (gambar 1) menjadi citra baru setelah dilakukan proses *histogram remapping* dengan distribusi normal. Sebagaimana terlihat pada gambar tersebut, tingkat kontras citra setelah diproses mengalami perubahan.



Gambar 3. Contoh citra dan Histogramnya setelah proses *histogram remapping* dengan distribusi normal (Struc dkk, 2009)

Modifikasi Tahap Pra Pemrosesan pada Robust Regression

Pendekatan pengenalan wajah yang diusulkan dalam penelitian ini dikembangkan dari pendekatan *Robust Regression* yang telah dikembangkan sebelumnya, yaitu dengan melakukan modifikasi pada tahap pra pemrosesan, baik pada citra *training* maupun citra *testing*. Pada pendekatan sebelumnya, tahap pra pemrosesan menggunakan teknik *histogram equalization* untuk melakukan normalisasi iluminasi terhadap setiap citra wajah sehingga mengurangi masalah variasi iluminasi pada citra. Sedangkan dalam pendekatan yang diusulkan, pada tahap pra pemrosesan menggunakan teknik *histogram remapping* dengan distribusi normal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji coba pada penelitian *Robust Regression* sebelumnya (Naseem dkk, 2012) dilakukan dengan menggunakan 3 basisdata citra, yaitu CMU-PIE Face Database (Sim dkk, 2001, 2002), Yale Face Database B (Georghiades dkk, 2001), dan AR Face Database (Martinez dkk, 1998). Pada penelitian ini, uji coba dilakukan dengan menggunakan CMU-PIE Face Database.

Uji coba untuk mengukur tingkat akurasi dari suatu pendekatan pengenalan wajah

dilakukan dengan menggunakan Protokol Evaluasi (*Evaluation Protocol / EP*) yang telah ditentukan dan digunakan dalam berbagai penelitian pada domain permasalahan yang sama. Hasil uji coba berupa tingkat akurasi (dalam satuan %) untuk setiap protokol evaluasi dan nilai paramater distribusi normal.

Dataset Untuk Uji Coba

Dalam penelitian, uji coba dilakukan dengan menggunakan basisdata citra standar yaitu CMU-PIE Face Database (Sim dkk, 2001, 2002). Spesifikasi citra pada CMU-PIE Face Database yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 68 individu dengan ukuran citra asal (sebelum *downsample*) 640x486 dan ukuran citra setelah dilakukan *downsample* adalah 50x50. Citra yang digunakan hanya pada posisi *frontal* (sumber cahaya dari arah depan) dengan ekspresi netral dan 21 kondisi iluminasi, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Variasi iluminasi dari salah satu individu pada CMU-PIE Face Database

Ada 2 protokol evaluasi yang digunakan untuk melakukan uji coba pada CMU-PIE Face Database. Semua citra wajah pada kedua protokol evaluasi tersebut dilakukan proses *downsample* pada ukuran 50x50 dan diubah menjadi citra abu-abu (*grayscale images*).

Pada Protokol Evaluasi 1, ada 2 teknik uji coba teknik uji coba yang dilakukan. Pada teknik uji coba 1, proses *training* dilakukan pada sejumlah citra dengan kondisi pencahayaan *frontal* dan proses *testing* dilakukan pada semua citra, sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 1. Sedangkan pada teknik uji coba 2, proses *training* dilakukan pada sejumlah citra dengan kondisi pencahayaan yang ekstrim dan proses *testing* dilakukan pada semua citra, sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 2.

Pada protokol evaluasi 2, uji coba dilakukan dengan menggunakan teknik *leave-one-out*. Teknik uji coba ini menggunakan sebuah citra untuk proses *testing* dan semua citra lainnya untuk proses *training*. Teknik ini dilakukan untuk semua citra, sebagaimana ditunjukkan oleh tabel 3.

Tabel 1. Protokol Evaluasi 1 pada CMU-PIE Face Database dengan kondisi pencahayaan *frontal*

	Citra Training	Citra Testing
Uji 1	5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 18, 19, 20	Semua Citra
Uji 2	5, 6, 7, 8, 9, 10	Semua Citra
Uji 3	5, 7, 9, 10	Semua Citra
Uji 4	7, 10, 19	Semua Citra
Uji 5	8, 9, 10	Semua Citra
Uji 6	18, 19, 20	Semua Citra

Tabel 2. Protokol Evaluasi 1 pada CMU-PIE Face Database dengan kondisi pencahayaan ekstrim

	Citra Training	Citra Testing
Uji 1	3, 7, 16	Semua Citra
Uji 2	1, 10, 16	Semua Citra
Uji 3	2, 7, 16	Semua Citra
Uji 4	4, 7, 13	Semua Citra
Uji 5	3, 10, 16	Semua Citra
Uji 6	3, 16	Semua Citra

Tabel 3. Protokol Evaluasi 2 pada CMU-PIE Face Database menggunakan teknik *leave-one-out*

Uji ke-	Citra Training	Citra Testing
1-21	Semua Citra	1 Citra (dilakukan untuk semua citra)

Penentuan Jenis Distribusi Non-Uniform pada Histogram Remapping

Jenis distribusi yang digunakan pada *histogram remapping* hanya untuk menentukan bentuk histogram dari citra tujuan (citra yang dihasilkan setelah *histogram remapping* dari citra asalnya). Jenis distribusi akan sesuai atau tidak (memberikan hasil lebih baik atau tidak pada akurasi pengenalan wajah) akan diketahui setelah dilakukan uji empiris. Hal ini berbeda dengan penggunaan distribusi probabilitas untuk memecahkan masalah statistik lainnya dimana suatu masalah dapat dipecahkan dengan menggunakan suatu jenis distribusi tertentu.

Uji empiris pada penelitian ini dilakukan pada *histogram remapping* dengan distribusi normal pada tahap pra pemrosesan pengenalan wajah dengan pendekatan *Robust Regression*.

Penentuan Nilai Parameter Distribusi Normal pada Histogram Remapping

Pada distribusi normal, ada 2 parameter yang digunakan, yaitu μ (mu) dan σ (sigma). Dalam penelitian ini, nilai parameter distribusi μ ditentukan berdasarkan rata-rata nilai intensitas dari setiap citra, sehingga bersifat adaptif, yang berbeda untuk setiap citra wajah. Sedangkan nilai parameter distribusi σ adalah 1-500. Nilai σ ini ditentukan berdasarkan sejauhmana pengaruh yang dihasilkannya pada tingkat kekontrasan citra. Tingkat kekontrasan citra sendiri menjadi faktor penting dalam akurasi pengenalan wajah. Pada nilai $\sigma > 500$, tingkat kekontrasan citra yang dihasilkan bersifat tetap, sehingga tidak berpengaruh pada akurasi pengenalan wajah.

Tingkat Akurasi Rata-rata Pengenalan Wajah

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan, diperoleh hasil berupa tingkat akurasi (dalam satuan %) untuk setiap protokol evaluasi dan nilai parameter distribusi normal yang digunakan. Tingkat akurasi rata-rata dari metode yang diusulkan akan dihitung untuk setiap nilai parameter distribusi yang digunakan, dengan cara menentukan nilai rata-rata dari akurasi semua protokol evaluasi yang dihasilkan. Selanjutnya, tingkat akurasi rata-rata dari metode yang diusulkan untuk setiap nilai parameter distribusi yang digunakan

Tabel 4. Hasil uji coba Robust Regression pada CMU-PIE Face Database (Naseem dkk, 2012)

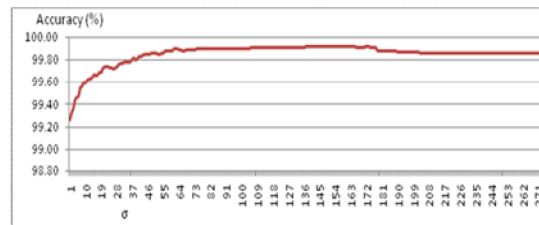
Evaluasi Protokol	Uji ke-	Akurasi (%)	Akurasi Rata-rata (%)
EP1 pada kondisi pencahayaan frontal	1	100.00	99.88
	2	99.41	
	3	99.85	
	4	99.93	
	5	99.41	
	6	100.00	
EP 1 pada kondisi pencahayaan ekstrim	1	100.00	99.93
	2	100.00	
	3	100.00	
	4	100.00	
	5	100.00	
	6	99.93	
EP 2 dengan teknik leave-one-out	1-4	100.00	99.93
	5	99.85	
	6-21	100.00	

	99.90
--	-------

dibandingkan dengan tingkat akurasi rata-rata dari metode sebelumnya (*Robust Regression* dengan menggunakan histogram equalization pada tahap pra pemrosesan). Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, dapat diketahui berapa saja nilai parameter distribusi normal dari metode yang diusulkan yang dapat menghasilkan tingkat akurasi rata-rata lebih tinggi dari metode sebelumnya.

Hasil Uji Coba

Hasil uji coba metode yang diusulkan akan dibandingkan dengan tingkat akurasi metode sebelumnya yang didasarkan pada publikasi penelitian Naseem dkk (2012). Tingkat akurasi pada metode sebelumnya ditunjukkan oleh tabel 4, dengan akurasi rata-rata 99,90 %.



Gambar 5. Grafik akurasi rata-rata pada CMU-PIE Face Database menggunakan Histogram Remapping dengan Distribusi Normal

Tabel 5. Hasil uji coba Metode yang diusulkan menggunakan Histogram Remapping dengan Distribusi Normal pada CMU-PIE Face Database ($\sigma = 150$)

Evaluasi Protokol	Uji ke-	Akurasi (%)	Rata-rata Akurasi (%)
EP1 pada kondisi pencahayaan frontal	1	100.00	99.83
	2	99.86	
	3	100.00	
	4	98.33	
	5	99.86	
	6	100.00	
EP 1 pada kondisi pencahayaan ekstrim	1	100.00	99.93
	2	100.00	
	3	100.00	
	4	100.00	
	5	100.00	
	6	99.93	
EP 2 dengan teknik leave-one-out	1-21	100.00	100.00
			99.92

Secara keseluruhan, hasil uji coba dari metode yang diusulkan menggunakan histogram remapping dengan distribusi normal pada CMU-PIE Face Database ditunjukkan oleh gambar 5. Tingkat akurasi pengenalan wajah cenderung meningkat secara signifikan pada rentang nilai σ berkisar antara 1-104. Pada nilai σ yang berkisar antara 105-177, tingkat akurasi yang dihasilkan cenderung tetap (perubahan nilai akurasi tidak terlalu besar). Pada rentang nilai σ tersebut, tingkat akurasi lebih tinggi dari tingkat akurasi metode sebelumnya. Tingkat akurasi mencapai nilai paling tinggi, yaitu 99,92 %, pada nilai $\sigma = 150$, 151, dan 152. Hasil uji pada setiap evaluasi protokol dengan nilai $\sigma = 150$ ditunjukkan oleh tabel 5. Pada nilai $\sigma > 178$, akurasi yang dihasilkan cenderung tetap dan lebih rendah daripada akurasi metode sebelumnya.

SIMPULAN

Berdasarkan uji coba yang dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa penggunaan *histogram remapping* dengan distribusi normal pada tahap pra pemrosesan dalam pendekatan *Robust Regression* untuk pengenalan wajah dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik daripada pendekatan sebelumnya (*Robust Regression* yang menggunakan *histogram equalization* pada tahap pra pemrosesan). Hasil ini sesuai dengan penelitian Struc dkk (2009), yang menggunakan pendekatan LDA (*Linear Discriminant Analysis*), dimana penggunaan distribusi normal pada *histogram remapping* menghasilkan tingkat akurasi pengenalan wajah lebih tinggi daripada penggunaan *histogram equalization*.

Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan melakukan uji coba pada basisdata citra lain sebagai pembandingan hasil penelitian ini. Selain itu, bisa diteliti lebih lanjut juga mengenai penggunaan *histogram remapping* dengan distribusi non-uniform lain pada pendekatan *Robust Regression* untuk pengenalan wajah, sehingga nantinya dapat diketahui mengenai distribusi non-uniform apa saja yang dapat digunakan dalam *histogram remapping* untuk menghasilkan kinerja pendekatan robust regression untuk pengenalan wajah yang lebih baik lagi.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] Abate, Andrea F., Nappi, Michele., Riccio, Daniel., Sabatino, Gabriele. *2D and 3D face recognition: A survey*. Journal of Pattern Recognition. 2007.
- [2] Belhumeur, V., Hespanha, J., Kriegman, D. *Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear projection*. IEEE Transactions on PAMI. 1997.
- [3] Georgiades, Athinodoros S., Belhumeur, Peter N., Kriegman, David J. *From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001.
- [4] Gong, Shaogang., McKenna, Stephen J., Psarrou, Alexandra. *Dynamic Vision: From Images to Face Recognition*. Imperial College Press, London. 2000.
- [5] Hu, Haifeng. *Multiscale illumination normalization for face recognition using dual-tree complex wavelet transform in logarithm domain*. Journal of Computer Vision and Image Understanding. 2011.
- [6] Jain, Anil K., Bolle, Ruud., Pankanti, Sharath. *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Kluwer Academic Publishers. 2002.
- [7] Jobson, Daniel J., Rahman, Zia-ur., Woodell, Glenn A. *A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes*. IEEE Transactions on Image Processing. 1997.
- [8] Kim, Sanghoon., Chung, Sun-Tae., Jung, Souhwan., Cho, Seongwon. *An Improved Illumination Normalization based on Anisotropic Smoothing for Face Recognition*. World Academy of Science, Engineering and Technology. 2008.
- [9] Makwana, Ramji M., Thakar, V. K., Chauhan, N. C. *Evaluation and Analysis of Illumination Normalization Methods for Face Recognition*. International Conference on Image Information Processing, IEEE. 2011.
- [10] Martinez, A., Benavente, R. *The AR face database*. Technical Report 24, CVC. 1998.
- [11] Naseem, Imran., Togneri, R., Bennamoun, M. *Face Identification using Linear Regression*. IEEE ICIP. 2009.

- [12] Naseem, Imran., Togneri, R., Bennamoun, M. *Linear regression for face recognition*. IEEE Transactionson PAMI. 2010.
- [13] Naseem, Imran., Togneri, Roberto., Bennamoun, Mohammed. *Robust Regression For Face Recognition*. Journal of Pattern Recognition. 2012.
- [14] Sim, T., Baker, S., Bsat, M. *The CMU pose, illumination and expression (PIE) database of human faces*. Technical Report CMU-RT-TR-01-02, Robotics Institute, Carnegie Mellon University. 2001.
- [15] Sim, T., Baker, S., Bsat, M. *The CMU pose, illumination and expression (PIE) database*. International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 2002.
- [16] Struc, Vitomir., Zibert, Janez., Pavesic, Nikola. *Histogram Remapping as a Preprocessing Step for Robust Face Recognition*. WSEAS Transactions on Information Science and Applications. 2009.